التنبؤ بحجم الهجرة الخارجية بإستخدام السلاسل الزمنية المبهمة
(Fuzzy Time Series)

دكتورة/ ماجى أحمد محمد خليل الحلوانى – كلية التجارة جامعة عين شمس

الملخص:

التنبؤ بالسلاسل الزمنية من الموضوعات التي تلاقي اهتمامًا واسعاً لدى الباحثين في الوقت الحاضر لما له من أهمية في شتى المجالات. ومع تزايد الاهتمام بموضوع السلاسل الزمنية ظهرت أساليب حديثة تستخدم في عملية تحليل السلاسل الزمنية من أهمها استخدام المنطق المبهم والمجموعات المبهمة في السلاسل الزمنية حيث تعتبر من أهم الطرق الحديثة للتنبؤ ومن أهم البدائل للطرق الإحصائية التقليدية لأنها تتمتع بقدرة آلية في إيجاد الحلول لمختلف المجالات وأنها لا تقتضى توفر الشروط الواجبة لاستخدام النماذج التقليدية التي يصعب تحقيقها في معظم الحالات.

لذا يهدف البحث إلى التنبؤ باستخدام ثلاث طرق في السلاسل الزمنية وهي (نماذج ARIMA، الشبكات العصبية الاصطناعية ANN، السلاسل الزمنية المبهمه FTS) وذلك من خلال دراسة سلوك بيانات الهجرة للفترة من سنة ١٩٦٢ إلى سنة ٢٠١٤ والتوصل إلى أفضل أسلوب للتنبؤ من خلال التطبيق والمقارنة .وقد تم التطرق في الجانب النظري للبحث إلى المفاهيم الأساسية في تحليل السلاسل الزمنية بالإضافة إلى مراحل بناء النموذج وفق أسلوب بوكس –جينكز كما تناول بعض المفاهيم الأساسية في المنطق المبهم ودوال الانتماء. كما تم التطرق في هذا الجانب إلى السلاسل الزمنية المبهمه كتقنية حديثة للتنبؤ بأعداد المهاجرين ومقارنة الأساليب المستخدمة في التنبؤ وتقييم أدائها والمفاضلة بينها بالاعتماد على معايير ضبط دقة التنبؤ المستخدمة (متوسط مربعات الخطأ، متوسط القيم المطلقة للخطأ، ومتوسط نسب القيم المطلقة للخطأ) وكشفت النتائج عن أن كلا من الأسلوبين الأخيرين أعطى نتائج جيدة .ولكن بعد استخدام معايير الدقة التنبؤية (R^2،Thiel) وجد أن السلاسل الزمنية المبهمه هي الأفضل والأكثر دقة وكفاءة في التنبؤ من الشبكات العصبية الاصطناعية ANN. ومن ثم فقد تم استخدامها في التنبؤ بالقيم المستقبلية لسلسلة أعداد المهاجرين خلال الفترة من ٢٠١٥ إلى ٢٠٢٦ .وقد أوصت الدراسة باستخدام تقنية السلاسل الزمنية المبهمه في مجالات أخرى باعتبار أنها من الطرق الحديثة والجيدة.

Forecasting Immigration Using Fuzzy Time-Series

Abstract:

Nowadays, due to its importance in all fields, time-series forecast is being widely researched. With the rapid increase of interest in it, new approaches have been used in time-series analysis. The most important ones are using the fuzzy logic and fuzzy sets in time-series. They are considered the most significant modern forecast approaches, and of the main alternatives to the classical statistical methods for their ability to find solutions in different fields. Moreover, they don't require any conditions like those required for the classical models that are hard to apply in most of the time.

Thus, this research aims to forecasting using three time-series models (ARIMA model, Artificial Neural Network ANN, and Fuzzy Time-Series FTS) through studying the data of immigration for the time period (1962-2014), and reaching the best forecast model using application and comparison. The theoretical part of the research has covered the main definitions in the time-series analysis, as well as the steps of building up the model based on Box-Jenkins method. Besides, it has covered some of the main definitions in the fuzzy logic and membership functions and it has discussed the Fuzzy Time-Series as a new technique to forecast the number of immigrants.

Furthermore, the research has included a comparison between different models used in accuracy measures (mean square error, mean absolute error, and mean absolute percentage error). Results have shown that none of the last two mentioned models provided good results, but after using forecast accuracy measures (R^2 , Thiel) it has been found that the Fuzzy Time-Series is better, more accurate, and more efficient than ANNin forecast. Therefore, it has been used with future values of the number of immigrants' series from 2015 till 2026.

Within the context of the above-mentioned arguments, the research has recommended to use the Fuzzy Time-Series technique in other fields, given that it is a new efficient method.

المقدمة:

تعد الهجرة أحد العناصر الثلاثة المسئولة عن التغير السكاني في مجتمع ما وهي الخصوبة والوفيات والهجرة. وتختلف الهجرة عن العنصرين الآخرين من عدة جوانب. فعلى العكس من كل من الخصوبة والوفيات التي يسهل جمع بيانات عنهما ومن ثم قياسهما بشكل دقيق، فإن الهجرة يصعب قياسها بمثل تلك الدرجة من الدقة لأن تدفق المهاجرين لا يتسم بالثبات من الناحية الزمنية، ومن ثم تقل معلوماتنا عن الهجرة بالمقارنةمع الخصوبة والوفيات. وثانيا فإننا غالبا ما نجد أن الهجرة تكون عرضة لرقابة قوية من جانب الدول للسيطرة عليها بالمقارنة مع كل من الخصوبة والوفيات. وأخيرًا، تعد الهجرة من الظواهر السكانية الكفيلة بتغيير الهيكل السكاني لأي مجتمع بصورة سريعة جدا بالمقارنةبآثار كل من الخصوبة والوفيات علي الهيكل السكاني التي تحتاج إلى فترة طويلة جدا من الزمن لكي تؤدي إلى تغييره.

وتعد الهجرة أصعب الظواهر الديموجرافية من حيث القياس أو من حيث مدى توافر البيانات عن الظاهرة . فهناك عاملان يعملان في التأثير بشكل مضاد على عملية التغير السكاني ;وهي الهجرة إلى الداخل والهجرة إلى الخارج. فإذا حدث في أي وقت من الأوقات أن زاد أحدهما عن الآخر فإن ذلك يؤدي إلى إحداث آثار مختلفة على النمو السكاني في المنطقة حيث أن التغير السكاني يساوي الزيادة الطبيعية في السكان (المواليد – الوفيات) مضافا إليها صافي الهجرة (الهجرة إلى الداخل – الهجرة إلى الخارج) أو الفرق بين السكان الذين يأتون إلى المنطقة والسكان الذين يغادرونها.

أولاً: الإطار العام للبحث:

١- مشكلة البحث:

يثير موضوع الهجرة اليوم الكثير من الحوارات والصراعات السياسية حول الإندماج والخطر على السلم الأهلي وفرص العمل، مع ذلك تتنافس الدول المتقدمة اليوم في تقديم الإغراءات لليد العاملة عالية التأهيل لجذبها كما بدأ مؤخرا الاهتمام بآثار الهجرة على البلدان المصدرة للعمالة من منظور التنمية البشرية وليس من منظور التحويلات ودورها التنموي. حيث تؤكد النظرية الاقتصادية ونظريات التنمية على دور رأس المال البشري في النمو طويل الأمد والمستدام .وكانت الدول النامية قد بذلت جهوداً كبيرة خلال نصف القرن الماضي للنهوض بمستوى التعليم وبناء كادر علمي وطني ورغم ذلك مازالت تعاني من ندرة الكوادر العلمية واليد العاملة المؤهلة نتيجة للهجرة المستمرة للكفاءات منذ ستينيات القرن الماضي ولا تستثنى مصر من هذه الإشكالية للتنمية كما أنها مطالبة بمواجهتها وليس بتجاهلها وغض النظر عن آثارها.

يقدر عدد المهاجرين في العالم بـ ٢١٤[٧] مليون شخص أي ما يعادل ٣،١% من سكان العالم منهم نحو ٣٧% هاجروا من الدول النامية إلى الدول المتقدمة وما يقرب من ٦٠% من المهاجرين بين دول ذات مستوى تطور متماثل، ٣% من المهاجرين من الدول المتقدمة إلى الدول النامية .ولكن بقدر ما يسهم المهاجرون في بناء المجتمعات المستضيفة بقدر ما يمثل ذلك خسارة فى الموارد البشرية للدول المهاجر منها وهو ما يعرف بهجرة العقول والكفاءات . كما أن الهجرة قد تتسبب في خلق توترات سياسية أو اقتصادية أو اجتماعية في البلدان المهاجر إليها وهو ماأدى إلى جعل موضوع الهجرة الدولية ينتقل إلى صدارة الاهتمامات الوطنية والدولية. وأصبحت الهجرة الوافدة من المسائل المستعصية في عدد متزايد من البلدان، الأمر الذي حدا بهذه البلدان، لاسيما في السنوات الأخيرة ،إلى تشديد الإجراءات تجاه المهاجرين إليها وطالبي حق اللجوء.

تكلفة الهجرة[٢]:

إن تكاليف الهجرة الخارجية تعتمد على نوعية المهاجرين إلى الخارج. فلابد وأن نفرق أساسا بين هجرة المهرة من العمال، وهجرة غير المهرة .إذ أن هجرة المهرة تعني فقدان دولة الأصل لأحد مواردها النادرة وهي رأس المال البشري الماهر، ولذلك يطلق على هجرة العمال المهرة والمتعلمين استنزاف العقول "Brain Drain"

أما الخسارة الرئيسية لهجرة رأس المال البشري الماهر ترجع إلى أن عملية تعليم وتدريب هؤلاء المهاجرين أخذت وقتاً طويلاً وقدراً هائلاً من الإنفاق التعليمي المدعم بواسطة الدولة الأصل، ومن ثم تصبح هجرتهم إلى الخارج عملية مكلفة لهذه الدولة ، كما أنها تحرم الدولة الأم من الخدمات التي يؤدونها،وتؤدى إلى نقص في الإنتاج وتعد عملية الاستعاضةعن هؤلاء المهاجرين بأفراد جدد مكلفة للدولة الأم. وبهذا الشكل تؤدي الهجرة إلى سوء في توزيع الدخل بين دول المهجر ودول المصدر لصالح دول المهجر.وتعد هجرة العمال غير المهرة على العكس من ذلك من أحد المكاسب لدول المصدر حيث أن هذه النوعيات من العمالة تكون دائما فائضة عن الحاجة في دولة الأصل ومن ثم فإن هجرة هؤلاء العمال لاتمثل خسارة بالنسبة للدولة الأم بل على العكس من ذلك إذ هؤلاء العمال عادة ما يقومون بتحويل جزء من أجورهم إلى أسرهم التي تركوها فيها عند هجرتهم منها،كما أنه من المحتمل أن يعودوا إليها بعد فترة وقد ارتفعت مستويات مهاراتهم وخبرتهم بسبب أي تدريب يكونون قد تلقوه في الخارج.

٢- أهمية البحث:

يعتبر التنبؤ بالسلوك المستقبلي من الأهداف الأساسية للعلوم الإحصائية وذلك بسبب الحاجة الماسة إليه في جميع مجالات الحياة ، كما يستخدم فى الظواهر والمتغيرات التى يعتبر التخطيط لها ذو أهمية كبيرة بإعتبار أنه المفتاح لعملية اتخاذ القرار الصائب.

وتعد دراسة السلاسل الزمنية من الطرق الإحصائية المهمة المطبقة في التنبؤ بالقيم المستقبلية بناء على بيانات الماضي والحاضر. وذلك لمنطقية النتائج التي يتم الحصول عليها إذا ما تحققت الشروط الخاصة ببعض البيانات ونماذج السلاسل الزمنية. ولابد أن يكون نظام التنبؤ موثوقا به، و يمكن الاعتماد عليه ، وتكون التنبؤات به متسقة لاتخاذ القرار المناسب. ولكي يكون هذا التنبؤ سليما يجب أن لا يدور في فلك سلسلة تعبر عن سلوك الظاهرة في الماضي، بل ينبغي أن يعبر عن سلوكها المتوقع في المستقبل ، ومن هنا تأتي أهمية تحرير السلاسل من سطوة الماضي واتجاهاته العامة.

هناك العديد من الطرق الإحصائية التي تطبق في تحليل السلاسل الزمنية . ومن أشهرها نماذج بوكس-جينكز التي تشتمل على عدد من المراحل اللازمة للتوصل إلى أفضل نموذج يستخدم في عملية التنبؤ. و تتطلب هذه الطريقة توفر عدد من الشروط اللازمة في عملية بناء النموذج ، وافتراضات بشأن طبيعة السلسلة الزمنية سواء كانت خطية أو طبيعية أو مستقرة . ومع تزايد الاهتمام بموضوع السلاسل الزمنية ظهرت أساليب حديثة تستخدم في عملية تحليل السلاسل الزمنية ومن أهمها أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network (ANN)، وهي واحدة من طرق الذكاء الاصطناعي بوجه عام ، وواحدة من طرق التعلم الآلي بوجه خاص . وتعد الشبكات العصبية حقلاً متشعباً في تمثيل العلاقات بين المتغيرات بشكل مختلف عن الطرق التقليدية، وأسلوب المنطق المبهم والمجموعات المبهمة ، الذي يعد تقنية تتمتع بقدرة آلية في إيجاد الحلول للمشاكل المختلفة العلمية والتطبيقية كما يعد من أهم الطرق الحديثة للتنبؤ ومن أهم البدائل للطرق الإحصائية التقليدية بحكم أنها تتمتع بقدرة آلية في إيجاد الحلول لمختلف المجالات وإنها لا تحتم توفر الشروط الواجبة لاستعمال النماذج التقليدية التي يصعب تحققها في معظم الحالات.

وتكمن أهمية هذا البحث في استخدام هذه التقنيات الحديثة للسلاسل الزمنية في التنبؤ بحجم الهجرة الخارجية والذي يساعد على زيادة المعرفة العلمية عن هذه الظاهرة كظاهرة اجتماعية وتوضيح مخاطرها على الأسرة والمجتمع والتي تعد أحد القضايا الأساسية التي أثارت اهتمام الدول.

٣- هدف البحث:

يهدف البحث إلى:

١- اختبار امكانية تطبيق الأساليب والتقنيات الحديثة في تحليل السلاسل الزمنية في التنبؤ بحجم الهجرة الخارجية للسنوات القادمة وقياس مدى تحفيزها في الفترة القادمة عن طريق استخدام الحزم البرمجية المتطورة والمتاحة لمثل هذا النوع من الدراسات مثل:Statgraphics 17-1 ، ITSM ،EVIEWS9 ،Nero Prediction

٢- المقارنة بين استخدام نماذج ARIMA والشبكات العصبية ANN، السلاسل الزمنية المبهمة FTS للتنبؤ بأعداد المهاجرين.

٣- معرفة مخاطر الهجرة على المجتمع المصري كتحدي اجتماعي وثقافي واقتصادي.

٤- فرضيات البحث:

تقوم هذه الدراسة على الفرضيات الآتية:

١- أن استخدام تحليل السلاسل الزمنية المبهمة للتنبؤ بحجم الهجرة الخارجية يعطي نتائج أفضل من استخدام نماذج ARIMA واستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ANN

٢- أنه لا توجد فروق ذات دلالة إحصائية بين الفعلي والمقدر من السلاسل الزمنية المبهمة.

٣- أن نظرية المجموعات المبهمة تساهم في تمثيل السلاسل الزمنية بطريقة أفضل حيث أنها تؤدى إلى دمج الإبهام وعدم الوضوح في معظم نماذج التنبؤ مما يؤدي إلى الوصول إلى نتائج منطقية.

٤- هناك العديد من المتغيرات التي تؤثر على الهجرة ولكن لتحقيق هدف الدراسة وهو تحليل السلسلة الزمنية لحجم الهجرة سوف نعتمد في التحليل على عدد المهاجرين كمتغير تابع والزمن كمتغير مستقل.

٥- حدود البحث:

١- طبقا للبيانات المتاحة سوف يتحدد الإطار الزمني لهذه الدراسة باستخدام بيانات سنوية للفترة من سنة ١٩٦٢ إلى ٢٠١٤ كفترة بناء النموذج واستخدام الفترة من ١٩٦٧ - ٢٠١٤ كفترة اختبار القدرة التنبؤية للنموذج المقترح مع ملاحظة أنه ليس هناك محدد أساسي لبداية الفترة الزمنية فيما عدا توفر البيانات.

٢- اقتصرت الدراسة على متغيرين هما (أعداد المهاجرين -الزمن) وذلك لإمكانية الحصول على البيانات وفقاً لمتطلبات الدراسة.

٦- منهجية البحث:

استخدم المنهج الوصفي التحليلي بوصفه أنسب المناهج لتناول موضوع هذه الدراسة ومعالجته وذلك لأن موضوع الدراسة موضوع راهن وعصري فضلا عن أن هذا المنهج مرتبط ارتباطا وثيقا بطبيعة الموضوع من حيث جمع البيانات أو تحليلها أو تفسيرها وصولا إلى مؤشرات وتوجهات لها قيمتها النظرية ودلالاتها العملية وقد تم استخدام المنهج الوصفي التحليلي في إنجاز هذا البحث من خلال الاطلاع على عدد من المراجع (باللغة العربية، والإنجليزية) التى تناولت منهجية السلاسل الزمنية المبهمةFuzzy Time Series ومن ثم تم الحصول على بيانات السلسلة الزمنية لأعداد المهاجرين من النشرة السنوية للمصريين الذين حصلوا على موافقة للهجرة للخارج (الجهاز المركزي للتعبئة العامة والإحصاء) من إصدارات مختلفة، وتم التطبيق عليها كما تم استخدام الحزم البرمجية المتطورة والمتاحة لمثل هذا النوع من الدراسات مثلNero Prediction،EVIEWS9،ITSM ،Statgraphics 17-1التي تساعد على ذلك وتمكننا من تطبيق هذه الدراسة.

٧- الدراسات السابقة:

يوجد كثير من الدراسات السابقة التي استخدمت Fuzzy Time Series في التنبؤ بسلاسل زمنية في مجالات مختلفة ومعظم المراجع المذكورة في نهاية البحث تحوي أمثلة تطبيقية على ذلك إلا أنه لم يتمكن الباحث من الوصول إلى أية دراسة سابقة تناولت موضوع استخدام السلاسل الزمنية المبهمة في التنبؤ بأعداد المهاجرين.

ثانيا: الجانب النظري للبحث:

تعتبر بيانات السلاسل الزمنية من أهم أنواع البيانات التي تستخدم في الدراسات التطبيقية والتي تفترض أن تكون السلاسل الزمنية المستخدمة مستقرة ،وتتحدد صفة الأستقرار هذه ببعض الخصائص الإحصائية التي نتعرض لها فيما بعد...وكنتيجة لذلك لايكون استخدام السلاسل الزمنية غير المستقرة في أغراض التنبؤ مناسباً كما أنه لا تكون له قيمة تذكر من الناحية العملية.

ولقد شهد تحليل السلاسل الزمنية في الآونة الأخيرة تطوراً كبيراً خاصة بعد الإنجاز الذي حققه الباحثان Box–Jenkinsاللذان تمكنا من وضع منهجية لمعالجة السلاسل الزمنية العشوائية تعرف بنماذج ARIMAوذلك بالإضافة إلى الإنجاز العلمي الذي قدمه الباحث R. Engle (1982) والمتمثل في نماذج ARCH والإنجاز العلمي الذي حققه Bollerslev (1988) والمتمثل في نماذج GARCH ويتيح ذلك إمكانية تحسين فترات الثقة خلال الفترات التنبؤية.

(١) السلسلة الزمنية Time Series

السلسلة الزمنية هي مجموعة من البيانات المسجلة لظاهرة ما من الظواهر الاقتصادية والاجتماعية وغيرها خلال فترات زمنية متتالية. وتعرف السلسلة الزمنية رياضيا بأنها متتابعة من المتغيرات العشوائية معرفة ضمن فضاء الاحتمالية المتعددة المتغيرات ومؤشرة بالدليل (t) والذي يعود إلى مجموعة دليلية (T) ويرمز للسلسلة الزمنية عادة بالرمز $\{z(t), t \in T\}$ أو اختصاراً z (t)

(١-١)السلاسل الزمنية المستقرة[٥] Stationary Time Series

إن مسألة استقرارية البيانات، وعدم استقراريتها مهمة في تحليل السلاسل الزمنية وكذلك في إيجاد النموذج الرياضي المناسب لها، وتكون السلسلة الزمنية مستقرة إذا تذبذبت البيانات حول وسط حسابي ثابت وبشكل مستقل عن الزمن مع تباين ليست له علاقة بالزمن (يكون ثابتاً عبر الزمن) وبالتالي فالسلسلة الزمنية تكون مستقرة عندما ينعدم الاتجاه العام فيها، وهذا معناه الا تحتوى السلسلة الزمنية على اتجاه عام ولا على التغيرات الموسمية .بالرغم من عدم واقعية شرط الأستقرار في العديد من التطبيقات فإنه يعد بمثابه شرط يوضع لغرض تسهيل التعامل الرياضي مع السلاسل الزمنية . وتكون السلسلة الزمنية $\{Z_t\}$مستقرة إذا تحققت الشروط الآتية:

١- أن يكون الوسط الحسابي ثابت ومستقل عن الزمن:

$$E\ [z_t]_{=\mu} \qquad \forall t \in T \qquad (١)$$

٢- وأن يكون التباين ثابت:

$$Var\ [Z_t\ ] = E[\ (Z_t - \mu)^2] = \sigma_z^2 \qquad \forall t \in T \qquad (٢)$$

٢- اعتماد الارتباط الذاتي على(t–s) بمعنى أن يعتمد فقط على الفجوة الزمنية بينهما وليس على) (t) أو ((s)بافتراض أنs <t) :

$$E[(z_t - \mu)(z_s - \mu)] = P_{t-s} \qquad (٣)$$

(١-٢) السلسلة الزمنية غير المستقرة:

إن عدم الاستقرار الذي يمكن أن نواجهه في السلاسل الزمنية التي تمثل مشاهدات واقعية يأتي من أن هذه السلاسل إما أن تكون من نمط Ts(Trend Stationary) أو من نمط Ds (Difference Stationary)

- النوع الأول (Ts)(تحديدي): وهي سلاسل غير مستقرة لها معادلة اتجاه عام محددة فضلا عن سياق عشوائي مستقر توقعه الرياضي يساوي الصفر وتباينه ثابت . ومن اجل استقرارهذا النوع نستعمل طريقة الانحدار على الزمن.
- النوع الثاني (Ds) (احتمالي): وهي سلاسل غير مستقرة ذات اتجاه عام عشوائي وتتميز بوجود جذر الوحدة مرة واحدة على الأقل ومن أجل جعلها مستقرة نستعمل طريقة الفروق الأولى.

• إن التمييز بين هذين النوعين من السلاسل يكون باستخدام اختبار جذر الوحدة الذي اقترحه (ديكي وفيللر) Dickey and Fuller عام ١٩٧٩ ثم قاما بتحسينه عام ١٩٨١.

الارتباط الذاتي في السلاسل الزمنية Autocorrelation in Time Series

إن الأداة الإحصائية الأساسية في تحليل السلاسل الزمنية هي معامل الارتباط الذاتي الذي يمثل الارتباط بين المشاهدات المتسلسلة للمتغير نفسه خلال فترة زمنية، ومضمون الارتباط الذاتي يتمثل فى أن المتغير العشوائي الذي يحدث خلال فترة زمنية معينة يرتبط بالمتغير العشوائي الذي يسبقه أو يليه أي ارتباط السلسلة مع نفسها أو تأخيرها بمقدار (1,2,3,4,....) فترة

والصيغة العامة لحساب الارتباط الذاتي للسلسلة المستقرة هي:

$$P_k = \frac{E(Z_t - \mu_z)(z_{t+k} - \mu_z)}{E(Z_t - \mu_z)^2} \qquad (٤)$$

حيث أن P_k يمثل الارتباط الذاتي بإزاحة مقدارها k.

الارتباط الذاتي الجزئي في السلاسل الزمنية Partial Autocorrelation in Time Series

يستخدم في قياس درجة الارتباط بين Z_{t-k} و Z_t عندما يكون تأثير الزمن وهو التباطؤ (time lags) (1,2,...,k−1) قد أزيل. ويعرف الارتباط الذاتي الجزئي كما يلي:

$$\phi_{kk} = r_1 \qquad (٥)$$

$$\phi_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1}\, r_{k-1.j}\, r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1.j}\, r_j} \qquad (٦)$$

$$\phi_{kj} = \phi_{k-1.j} - \phi_{kk}\, \phi_{k-1,k-j} \qquad (٧)$$

(١-٣) نماذج السلاسل الزمنية :Time Series Models

من الأهداف الرئيسية لبناء نماذج السلاسل الزمنية هي القدرة على التنبؤ أو التكهن بقيم السلسلة الزمنية في أزمنة المستقبل مع تقييم دقة ذلك التنبؤ. وفيما يلي أنواع نماذج السلاسل الزمنية اللاموسمية الشائعة :

(١-٣-١) نموذج الانحدارالذاتي(AR) Autoregressive Model

إن الهدف من تحليل نماذج السلاسل الزمنية هو الوصول إلى النموذج الرياضي الذي يمثل البيانات ، ويعد نموذج الانحدار الذاتي أحد النماذج المهمه لتحقيق هذا الهدف. ومعادلة الانحدار الذاتي من الرتبة P هي معادلة انحدار متعدد ، ولكنها تختلف عن معادلة الانحدار الاعتيادي في أن المتغيرات المفسرة (المستقلة) تمثل القيم السابقة لمتغير الاستجابة Z_t لذا تسمى بالانحدار الذاتي إذ يصف AR العلاقة بين المشاهدات السابقة والحالية.

(١-٣-٢) نموذج المتوسط المتحرك: Moving Average Model (MA)

وفيه تعتمد قيمة المشاهدة في الفترة الحالية على الأخطاء العشوائية للفترات السابقة والفترة الحالية.

(١-٣-٣) نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك المختلط:

Autoregressive & Moving average Models (ARMA) mixed

وفيه يتم تمثيل القيمة الحالية للسلسلة بدلالة القيم السابقة للسلسلة والقيم الحالية والسابقة للخطأ العشوائي حيث يرمز لها برمز ARMA (p, q).

(١-٣-٤) النماذج المختلطة المندمجة ARIMA (p, d, q) نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المختلطة المتكاملة:

Autoregressive Integrated Moving average Models (ARIMA)

وفيها يتم تحويل السلسلة الزمنية غير المستقرة إلى سلسلة مستقرة بأخذ الفروق من الدرجة d (d=1,2) .

وهذا النموذج يعوض عن دراسة سائر النماذج ويرمز له وبصورة عامة بالرمز ARIMA(p,d,q) ، وتشير الحروف بين الأقواس إلى رتبة الانحدار الذاتي وإلى عدد الفروق لتحقيق الاستقرارية ، ورتبة المتوسطات المتحركة على التوالي.

وكثير من السلاسل الزمنية تكون غير مستقرة بسبب احتوائها على الاتجاه العام والتذبذبات غير المنتظمة ، مما يجعل لها عدة أوساط تتذبذب حولها البيانات ويتم تحويل السلسلة الزمنية غير المستقرة إلى سلسلة زمنية مستقرة بأخذ الفروق المناسبة.

(٢) الشبكات العصبية الاصطناعية ANN[٩]:

يعتبر أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية أسلوب حديث نسبيا يحاكي عملية جمع المعلومات واستغلالها وتكثيفها في العقل البشري بهدف الوصول إلى قرار ما وقد أثبت هذا الأسلوب نجاحات كثيرة في عدة مجالات.

وقد ظهرت مؤخرًا عدة استخدامات للشبكات العصبية الاصطناعية في مجالات التطبيقات التجارية منها مثلا استخدام هذه الطريقة في التنبؤ بأسعار صرف العملات والتنبؤ بأسعار الأسهم والسندات في البورصات العالمية وكذلك في دراسة المخاطرة في منح القروض الشخصية والتجارية من قبل البنوك والمؤسسات المالية.

ويشتهر أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية بقدرته على اكتشاف العلاقات النمطية.

و تعد النمذجة الإحصائية من أكثر العلاقات النمطية استخداما في التطبيقات الاقتصادية.

فلقد أثبتت هذه النماذج مقدرتها في التنبؤ بسهولة ودقة اكثر من الطرق الإحصائية التقليدية حيث أنه يتم تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) دون النظر إلى فرضيات معينة بشأن طبيعة المتغيرات وعلاقتها مع بعضها البعض وذلك على العكس من الطرق التقليدية في التنبؤ.

إن فكرة عمل الشبكات العصبية الاصطناعية تتمثل فى محاكاة البيانات للوصول إلى نموذج لهذه البيانات لغرض التحليل أو التطبيق أو التنبؤ أو أي معالجة أخرى دون الحاجة إلى نموذج مقترح لهذه البيانات. وبذلك حظيت الشبكات العصبية الاصطناعية باهتمام الكثيرين من الباحثين والعلماء إذ أنها تتسم بمرونة عالية بالمقارنة مع الأساليب الرياضية المستخدمة في عملية تعلم نموذج البيانات وخزن المعلومات وبثها في الشبكة العصبية الاصطناعية.

(٣) مفاهيم في نظرية المجموعات المبهمة[٢٠]:

تعد نظرية المجموعات المبهمة Fuzzy set theory أساس المنطق المبهم إذ تتعامل مع المسائل التي تتضمن لا تأكدية لغوية نتيجة الغموض في بعض المصطلحات اللغوية . ففي ستينيات القرن الماضي وبالتحديد في عام ١٩٦٥ طور العالم الأذربيجاني "لطفي زادة" من جامعة كاليفورنيا أسلوبا لغويا للتعامل مع المعلومات اللغوية الغامضة المبنية على أساس المجموعات المبهمة والمنطق المبهم إذ قدم مفهوما لمعالجة بيانات تمثل أمورا غامضة غير أكيده بأن استخدم هذا الأسلوب اللغوي في بعض الأنظمة الخبيرة وتطبيقات الذكاء الاصطناعي وفي المجالات الطبية الصناعية، الهندسية، وعلوم الأرصاد الجوية وإدارة الأعمال.

ومن المفاهيم الأساسية في علم المنطق المبهم:

(٣-١) المجموعة المبهمه :Fuzzy set

ويرمز لهاX ، وهي المجموعة التي تمتلك عناصرها درجة انتماء مستمره . وقد تم تمييز هذه المجموعة بدالة الانتماء التي خصصت لكل عنصر درجة انتماء مداه بين الصفر والواحد. لتكن X مجموعة شاملة تحتوي على جميع العناصر التي تهتم بالتطبيقات الحالية والتي يرمز لها x، ولتكن A مجموعة جزئية مبهمة من x. فالدالة المميزه (دالةالإنتماء) من A هي دالة في x تكتب $\mu_A(x)$ وتكتسب قيما حقيقية ضمن الفترة [0,1]

(٣-٢) المجموعة الهشة :Crisp Set

تسمى بالمجموعة الكلاسيكية أو المجموعة البسيطة ; ويقصد بها مجموعة أشياء واضحة المعالم و تسمى هذه الأشياء بالعناصر أو الأعضاء في المجموعة وتأخذ إحدى القيمتين :(1) عند انتماء عنصر معين للمجموعة ، (0) عند عدم انتماء عنصر معين للمجموعة وسميت بمصطلح المجموعة الهشة لتمييزها عن المجموعة المبهمة في مفاهيم المجموعات المبهمة.

$$\mu_A : x \rightarrow [0,1]$$

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 \ if \ x \notin A \\ 1 \ if \ x \in A \end{cases} \qquad (٨)$$

(٣-٣) درجة الانتماء :Membership degree

هي مستوى انتماء عنصر ما إلى المجموعة المبهمة وتكون هذه الدرجة محصورة بين الصفر والواحد.

(٣-٤) دالة الانتماء :Membership Function

هي الدالة التي يتم بواسطتها حساب درجة انتماء عنصر ما إلى المجموعة المبهمه، وأن كل مجموعة مبهمه A معرفة لمجموعة شاملة X كدالة تناظر الدالة المميزة(Characteristic function) تدعى هذه الدالة دالة انتماء ويرمز لها بـ$\mu_A(x)$، و كل عنصر x في المجموعة الشاملة X تحدد له قيمة في الفترة المغلقة [0,1]، و تميز درجة انتماء العنصر x فيA.

أنواع دوال الانتماء: Types of Membership Function

توجد ثلاثة أنواع من دوال الانتماء وهي :

١- دالة الانتماء المثلثية:Triangular Membership Function

٢- دالة شبه المنحرف: Trapezoidal Membership Function

٣- دالة شكل الجرس Bell –shaped membership Function وتسمى أيضا بالدالة الجاوسية Gaussian function

(٣-٥) الأعداد المبهمه:Fuzzy Numbers:

العدد المبهم يقابل لغويا كلمة تقريبا وحوالي.

الأعداد المبهمه هي مجموعة جزئية مبهمه خاصة في الأعداد الحقيقية.

فدرجة الانتماء للعدد المبهم تساوي الواحد عند القيمة المركزية وتتناقص درجة دالة الانتماء من الواحد إلى الصفر على كلا جانبي القيمة المركزية ، ومن ثم يتوضح كل عدد مبهمA بدالة انتماء كما في الصيغة العامة الآتية:

$$\mu_A(x)= \begin{cases} f(x) \text{ for } x \in [a,b] \\ \left.\begin{array}{l} 1 \quad \text{for } x \in [b,c] \\ g(x) \text{ for } x \in [c,d] \\ 0 \text{ for } x < a \text{ and } x > d \end{array}\right\} \end{cases} \qquad (٩)$$

إذ أن $(a \leq b \leq c \leq d)$ ، $f(x)$ هي دالة مستمرة تتزايد إلى أن تصل إلى القيمة (١) عند النقطة (b) وأن $g(x)$ هي دالة مستمرة تتناقص من القيمة (١) إلى أن تصل إلى النقطة (c).

(٤) السلاسل الزمنية المبهمه Fuzzy Time series

في هذه الفقرة من البحث سوف يتم ربط السلاسل الزمنية بنظرية المجموعة المبهمه للحصول على معلمات نماذج السلاسل الزمنية المبهمه وتعرف السلاسل الزمنية المبهمة بأنها السلسلة الزمنية التي تحتوي على بيانات مبهمه (غير دقيقة) عند نقاط الزمن المتقطع ويرمز لها بالرمز $[\tilde{z}_t, t \in T]$

وتعرف السلاسل الزمنية المبهمه رياضيا:

إذا كانت المجموعة $z_{(t)}$ حيث أن (t= ...., -2, -1, 0,1,2,...) هي مجموعة جزئية من الأعداد الحقيقية للمجموعة الشاملة ،ولتكن $\mu_{i(t)}$ مجموعات مبهمه (i= 1, 2, ...) تعرف على $z_{(t)}$،ولتكن $\overline{z_t}$ هي مجاميع من $\mu_{i(t)}$ إذا تسمى $\overline{z_t}$ سلسلة زمنية مبهمه لـ $z_{(t)}$

نلاحظ أن $\overline{z_t}$ هي دالة للزمن t، وأن$\mu i(t)$ عبارة عن متغيرات لغوية لـ $\overline{z_t}$ قسم Song, et al (1994) السلاسل الزمنية إلى صنفين وهما:

١- السلاسل الزمنية المبهمه التي لا تتغير مع الزمن Fuzzy Invariant Time Series إذا كانت $\overline{z_t}$ سلسلة زمنية مبهمه ، وأن R(t,t−1) نموذج من الرتبة الأولى لـ $\overline{z_t}$ حيث أن R(t−1,t−2) = R(t,t−1) لأي زمن t

∴ تسمى $\overline{z_t}$ في هذه الحالة سلسلة زمنية مبهمه لا تتغير مع الزمن.

٢- السلاسل الزمنية المبهمة التي تتغير مع الزمن Fuzzy Variant Time Series

إذا كانت $\overline{z_t}$ سلسلة زمنية مبهمه وأن R(t,t−1) تعتمد على الزمنt، وهذا يعني أن R(t,t−1) تختلف عن R(t−1,t−2) لأي زمن t.

∴ تسمى $\overline{z_t}$ في هذه الحالة سلسلة زمنية مبهمه تتغير مع الزمن ، فى حين أن:

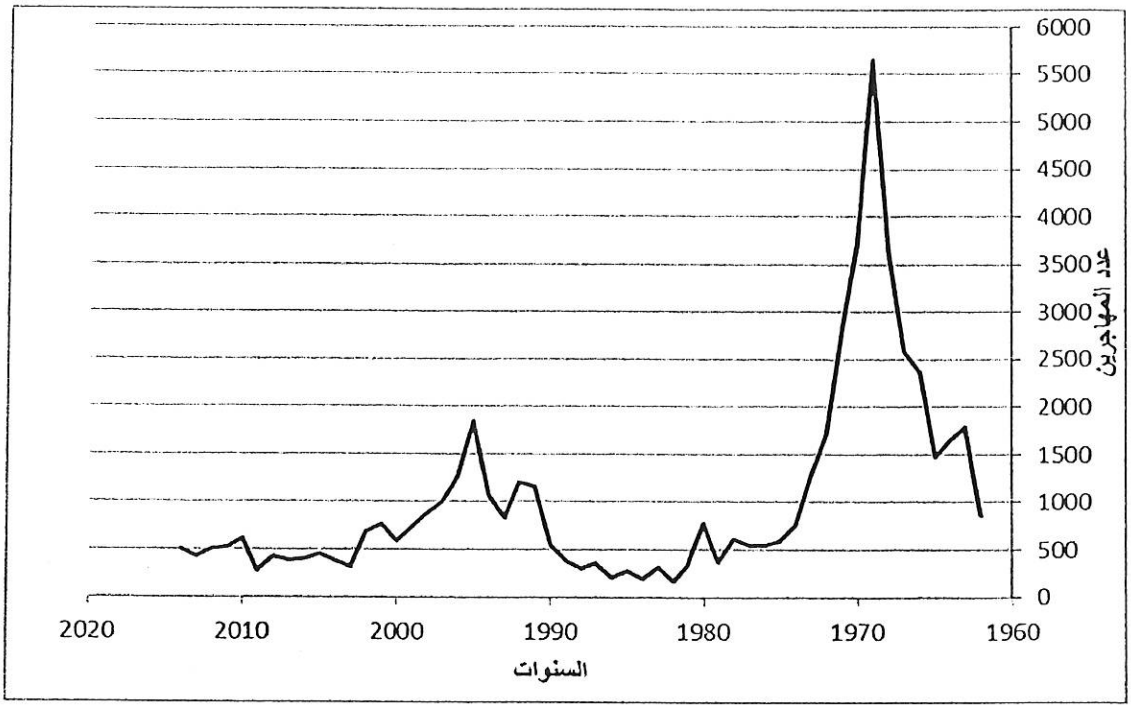
R(t,t−1):تمثل العلاقة بين $\overline{z_t}$، $\overline{z}_{t-1}$ وتسمى بالنموذج من الرتبة الأولى المبهم.

ثالثاً: الجانب التطبيقي للبحث:

طبق عمليا ما تمت دراسته نظريا في الفقرات السابقة على بيانات حقيقية لسلسة زمنية تمثل أعداد المهاجرين وتضم ٥٣ مشاهدة تمتد من عام ١٩٦٢ إلى عام ٢٠١٤م تم الحصول عليها من النشرة السنوية للمصريين الذين حصلوا على موافقة للهجرة بالخارج إصدارات من عام ١٩٦٥ إلى عام ٢٠١٤ (الجهاز المركزى للتعبئة العامة والإحصاء)

جدول (١): عدد المهاجرين للخارج خلال الفترة من ١٩٦٢-٢٠١٤

السنة	العدد	السنة	العدد	السنة	العدد	السنة	العدد	السنة	العدد
1962	869	1973	1274	1984	192	1995	1848	2006	396
1963	1787	1974	758	1985	278	1996	1253	2007	387
1964	1645	1975	591	1986	212	1997	1000	2008	420
1965	1479	1976	553	1987	360	1998	882	2009	279
1966	2364	1977	542	1988	302	1999	733	2010	617
1967	2589	1978	612	1989	382	2000	590	2011	526
1968	3636	1979	368	1990	548	2001	764	2012	510
1969	5645	1980	780	1991	1158	2002	681	2013	430
1970	3726	1981	329	1992	1209	2003	310	2014	505
1971	2865	1982	165	1993	831	2004	378		
1972	1708	1983	315	1994	1072	2005	456		



شكل (١): تطور عدد المهاجرين للخارج خلال الفترة من ١٩٦٢-٢٠١٤

ثم يتم بعد ذلك تطبيق الأساليب المستخدمة في هذا البحث فى تحليل السلاسل الزمنية وهي (نماذج ARIMA، الشبكات العصبية الاصطناعية ANN،السلاسل الزمنية المبهمة (Fuzzy Time Series).

أولاً:استخدام نماذج :ARIMA

استخدم بوكس – جنكينز ،عند تحليل السلاسل الزمنية ، مجموعة من المراحل وهي:

- المرحلة الأولى: فحص استقرار السلسلة الزمنية وتطبيق التحويلات اللازمة لجعلها مستقرة إن لم تكن كذلك.
- المرحلة الثانية: التعرف على النموذج المناسب من عائلة نماذج ARIMA.
- المرحلة الثالثة: تقدير النموذج.
- المرحلة الرابعة: فحص النموذج للتحقق من ملاءمته للسلسلة الزمنية – موضوع البحث – وعندما يكون غير ملائم نعود إلى المرحلة الثانية وإلا ننتقل إلى المرحلة التالية (المرحلة الخامسة).
- المرحلة الخامسة: التنبؤ بالقيم المستقبلية باستخدام النموذج المختار.

المرحلة الأولى: فحص استقرار السلسلة الزمنية:

في هذه المرحلة تم تطبيق اختبار Augmented Dickey–Fuller (ADF) (اختبار جذر الوحدة) (unit root) لمعرفة مإذا كانت السلسلة الأصلية مستقرة أم لا وتم استخدام برنامج Eviews 9 لإجراء هذا الاختبار الذى كانت إحصائياته كما يلي:

جدول (٢): نتائج اختبار ADF للسلسلة الأصلية

Null Hypothesis: X has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-1.404793	0.1472
Test critical values:	1% level	-2.610192	
	5% level	-1.947248	
	10% level	-1.612797	

بالمقارنة نجد أن قيمة t المسحوبة = 0.1472 (لا تساوي صفر) < tالجدوليه عند مستويات المعنوية المختلفة (1%, 5%, 10%)

∴نقبل وجود جذر للوحدة.

وهذا معناه أن السلسلة الأصلية غير مستقرة.

جدول(٣): الأرتباط الذاتى والجزئى لسلسلة القيم الأصلية

Sample: 1962 2014
Included observations: 53

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.860	0.860	41.462	0.000
		2	0.696	-0.166	69.186	0.000
		3	0.535	-0.082	85.862	0.000
		4	0.362	-0.153	93.641	0.000
		5	0.236	0.074	97.034	0.000
		6	0.134	-0.043	98.149	0.000
		7	0.031	-0.105	98.211	0.000
		8	-0.034	0.029	98.285	0.000
		9	-0.072	0.018	98.633	0.000
		10	-0.104	-0.037	99.362	0.000
		11	-0.123	-0.042	100.41	0.000
		12	-0.161	-0.124	102.24	0.000
		13	-0.189	0.013	104.85	0.000
		14	-0.187	0.051	107.47	0.000
		15	-0.193	-0.071	110.32	0.000
		16	-0.196	-0.050	113.33	0.000
		17	-0.185	0.010	116.11	0.000
		18	-0.171	0.021	118.55	0.000
		19	-0.142	0.019	120.27	0.000
		20	-0.095	0.021	121.07	0.000
		21	-0.041	0.060	121.22	0.000
		22	0.022	0.060	121.27	0.000
		23	0.063	-0.053	121.65	0.000
		24	0.091	-0.006	122.49	0.000

يتضح من خلال فحص الأرتباط الذاتى والجزئى لسلسلة القيم الأصلية والظاهر بالجدول السابق ان السلسلة عشوائية وان بها اتجاه عام.

(نلاحظ من خلال فحص السلسلة الأصلية أن هناك اتجاه عام متناقص مما يدل على عدم ثبات متوسط السلسلة خلال الزمن.ونستنتج من ذلك أن السلسلة غير مستقرة .ولكي نزيل الاتجاه العام في هذه السلسلة تم أخذ الفرق الأول)

جدول(٤): نتائج اختبار ADF بعد أخذ الفرق الأول

Null Hypothesis: D(X) has a unit root

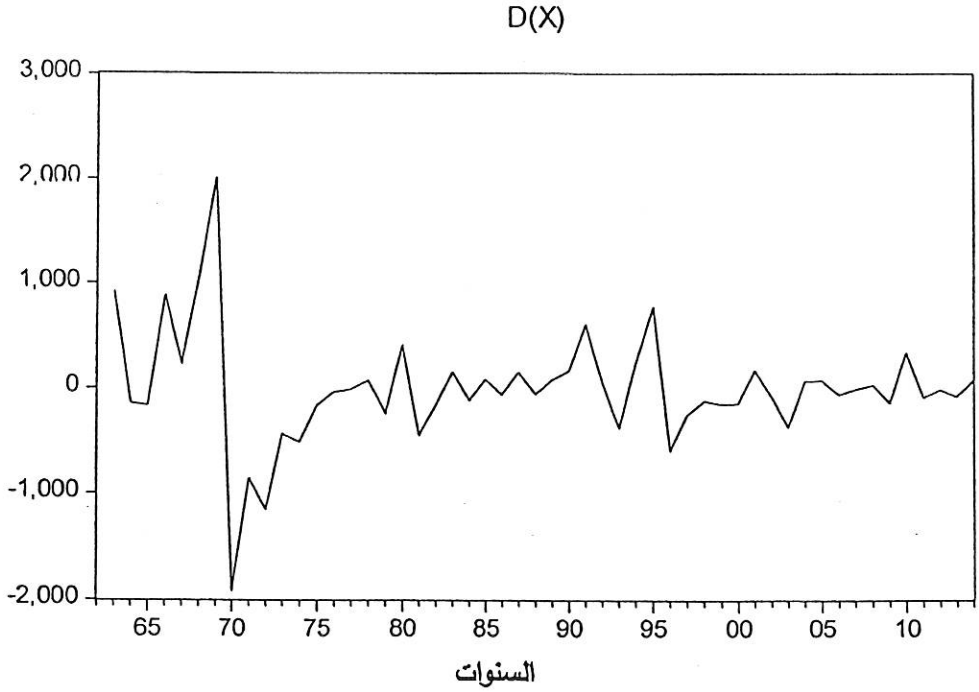
Exogenous: None

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=10)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-6.627562	0.0000
Test critical values:	1% level	-2.611094	
	5% level	-1.947381	
	10% level	-1.612725	

أصبحت t معنوية 0 =t عند مستويات المعنوية المختلفة.

وأصبح الشكل البياني للسلسلة الناتجة كما يظهر في الشكل (٢)



شكل (٢): السلسلة الزمنية بعد أخذ الفروق

يتضح من الشكل البياني أن القيم تتذبذب حول قيمة ثابتة ولا يوجد اتجاه عام نحو الارتفاع أو الانخفاض وهذا معناه أن السلسلة أصبحت مستقرة.

- إن الفكرة الأساسية في إزالة الاتجاه العام ليست تناسي وجوده بل الحصول على سلسلة جديدة يمكن تحليلها والتنبؤ بها بطريقة أكثر كفاءة.

المرحلة الثانية: التعرف على النموذج المناسب من عائلة نماذج ARIMA:

لابد هنا من فحص دالتي الارتباط الذاتي ACF وفحص دالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF لسلسة الفروق الأولى وذلك لتحديد رتبة النموذج.

وتم من أجل تحديد رتبة نماذج ARIMA ، استخدام برنامج ITSM وكذلك برنامج STATGRAPHICS 17-1 وفيه تم توضيح ١٧ نوع من النماذج ما بين أساليب تقليدية ونماذج ARIMA مختلفة

من خلال معايير تحديد رتبة النموذج وهي:

١- معيار خطأ التنبؤ النهائي الأصغر MPE

٢- معيار معلومات AKAIKE(AIC)

٣- معيار Schwarts Bayesion(معيار معلومة بيز SBIC)

٤- معيار Quinn &Hannan (HQC)

يكون الاختيار على أساس أصغر قيمة للمعيار، أي تفضيل النموذج الذي يحقق أصغر MPE أو AIC أو SBIC أو HQC

ووفقًا لهذه المعايير اتضح أن نموذج ARIMA (2, 0, 0) هو أفضل النماذج وللتأكد من أفضلية هذا النموذج تم إجراء التحويلات الممكنة على القيم وتم تطبيق معايير الجودة على هذه التحويلات وكانت النتائج كالآتي:

Models

(A) ARIMA (2,0,0) with constant

(B) ARIMA (2,0,0) with constant Math adjustment: Natural log

(C) ARIMA (2,0,0) with constant Math adjustment: Log base 10

(D) ARIMA (2,0,0) with constant Math adjustment: Square root

(E) ARIMA (2,0,0) with constant Math adjustment: Reciprocal

جدول(٥): نتائج معايير الجودة لنماذج ARIMA (2, 0, 0)

Model	*RMSE*	*MAE*	*MAPE*	*ME*	*MPE*
(A)	532.023	307.696	35.8077	1.98876	-19.2111
(B)	554.663	307.428	31.7964	75.6896	-8.33798
(C)	554.663	307.428	31.7964	75.6896	-8.33798
(D)	532.973	306.667	33.4896	33.9177	-11.7071
(E)	779.299	379.091	31.3828	258.539	1.49348

حيث RMSE: الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ (Root Mean Squared Error)

MAE: المتوسط المطلق للخطأ (Mean Absolute Error)

MAPE: المتوسط النسبي المطلق للخطأ (Mean Absolute percentage Error)

ME: متوسط الخطأ (Mean Error)

MPE: المتوسط النسبي للخطأ (Mean Percentage Error) [٣]

من هذا الجدول يتضح أن أفضل نموذج فى ARIMA (2, 0, 0) هو النموذج (A)

جدول (٦): نتائج اختبار معنوية النموذج (A)

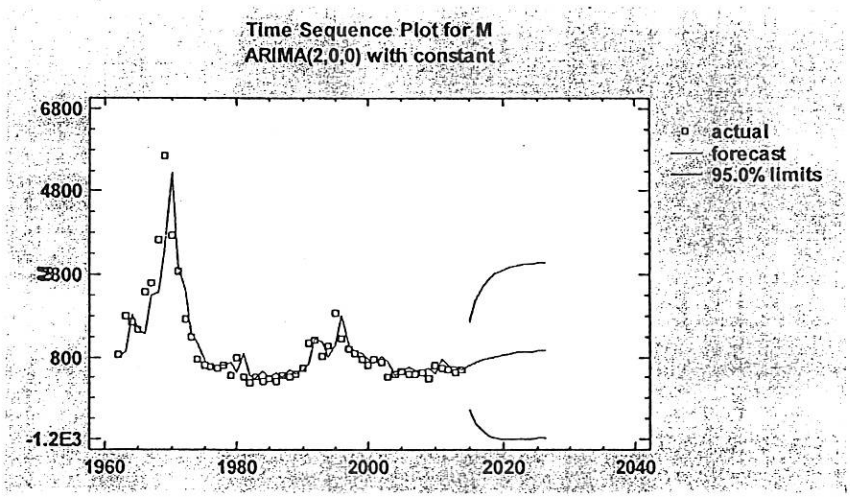
Parameter	*Estimate*	*Stnd. Error*	*t*	*P-value*
AR(1)	1.01	0.137	7.38	0.000000
AR(2)	-0.169	0.136	-1.24	0.221071
Mean	993.	427.	2.32	0.024172
Constant	160.			

يتضح من هذا الجدول أن النموذج (A) يكون معنويا عند فترة تأخير واحدة (1) AR حيث أن: $P\text{-value} = 0.000 < 0.001$ ويكون غير معنوي عند فترة تأخير (2) AR حيث أن: $P\text{-value} = 0.221071 > 0.0001$

لذلك سوف يتم استخدام هذا النموذج فى التنبؤ بأعداد المهاجرين خلال فترة التنبؤ ٢٠١٥-٢٠٢٦ وقد كانت النتائج كالآتى:

جدول (٧): نتائج التنبؤ باستخدام النموذج (A)

		Lower 95.0%	*Upper 95.0%*
Period	*Forecast*	*Limit*	*Limit*
2015	596.	-472.	1.67E3
2016	676.	-841.	2.19E3
2017	741.	-1.03E3	2.51E3
2018	792.	-1.12E3	2.7E3
2019	833.	-1.16E3	2.83E3
2020	866.	-1.18E3	2.92E3
2021	892.	-1.19E3	2.97E3
2022	913.	-1.19E3	3.02E3
2023 .	929.	-1.19E3	3.05E3
2024	942.	-1.18E3	3.07E3
2025	952.	-1.18E3	3.08E3
2026	961.	-1.17E3	3.09E3



السنوات

شكل(٣): نتائج التنبؤ باستخدام النموذج (A)

بفحص النتائج بجدول (٧) وشكل (٣) يتضح أن القيم المتنبأ بها بإستخدام نموذج ARIMA (2 , 0 , 0) وبفترة ثقة ٩٥% لا تقع بين حدي الثقة، مما يعني فشل النموذج في التنبؤ أو عدم واقعيته.

المرحلةالثالثة والرابعة: تقدير النماذج المقترحة والتحقق من ملاءمتها للسلسلة الزمنية:

سنقوم بتطبيق هاتين المرحلتين على كل نموذج من النماذج المقترحة ثم نختبر القدره التنبؤيه للنموذج الذي يتبين بنتيجة الفحص له أنه صالح لتمثيل السلسلة الزمنية.

ثانيا: استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ANN للتنبؤ بأعداد المهاجرين:

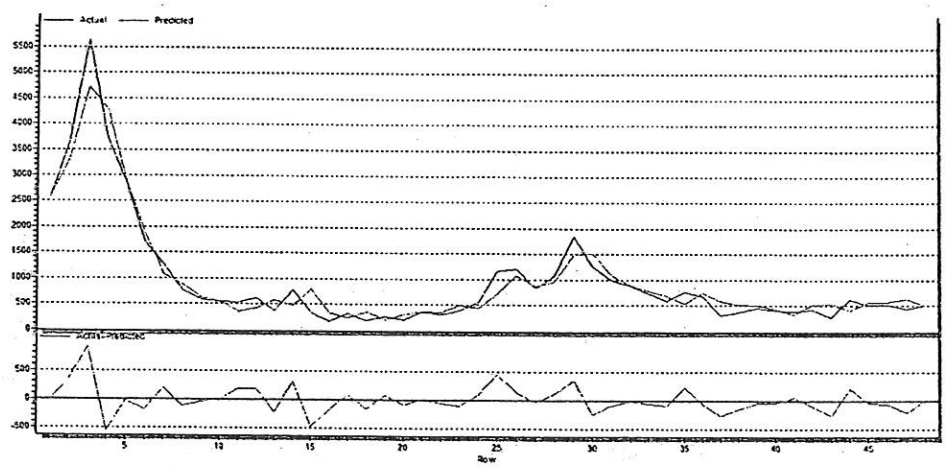
لقد طبق هذا الأسلوب في العديد من المجالات الإحصائية ومنها تحليل السلاسل الزمنية، ومن هنا كان الهدف من استخدام الشبكات العصبية للتنبؤ بأعداد المهاجرين هو تقديم أسلوب يعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية فلقد أثبتت هذه النماذج قدرتها على التنبؤ بسهولة ودقة أكثر من الطرق الإحصائية التقليدية ، حيث أنه يتم تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) دون النظر إلى فرضيات معينة عن طبيعة المتغيرات وعلاقتها مع بعضها البعض وذلك على العكس من الطرق التقليدية في التنبؤ.

لقد تم استخدام برنامج NERO PREDICTOR للحصول على قيم التنبؤ لسلسلة المشاهدات لأعداد المهاجرين دون الحاجة إلى معالجة عدم الاستقرارية وأن أول خطوة في استخدام البرنامج هو تحديد المدخلات للشبكة العصبية الا وهي أعداد المهاجرين وتم أخذ فترة إبطاء ٥ سنوات . لذلك تم استخدام البيانات ابتداء من سنة ١٩٦٧ حتى سنة ٢٠١٤.

جدول (٨): نتائج تقدير أعداد المهاجرين للخارج خلال الفترة ١٩٦٧ -٢٠١٤

بأستخدام الشبكات العصبية الأصطناعيةANN

السنة	العدد	السنة	العدد	السنة	العدد	السنة	العدد
1967	2602	1979	584	1991	712	2003	578
1968	3297	1980	461	1992	1071	2004	523
1969	4735	1981	799	1993	861	2005	507
1970	4276	1982	344	1994	964	2006	436
1971	2900	1983	231	1995	1493	2007	327
1972	1879	1984	355	1996	1508	2008	522
1973	1076	1985	199	1997	1090	2009	543
1974	876	1986	303	1998	900	2010	401
1975	637	1987	365	1999	789	2011	570
1976	552	1988	356	2000	676	2012	568
1977	348	1989	484	2001	529	2013	632
1978	422	1990	443	2002	744	2014	497



السنوات

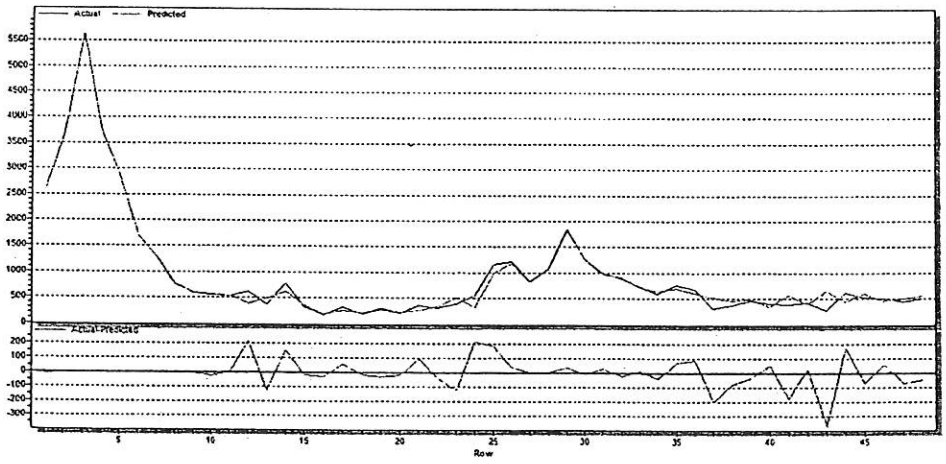
شكل (٤):السلسلة الزمنية الفعلية والسلسلة الزمنية المقدرة بأستخدام الشبكات العصبية الأصطناعية ANN

ثالثاً:استخدام السلاسل الزمنية المبهمة Fuzzy Time Series للتنبؤ بأعداد المهاجرين:

جدول (٩): نتائج تقدير أعداد المهاجرين للخارج خلال الفترة من ١٩٦٧-٢٠١٤

بأستخدام السلاسل الزمنية المبهمهFTS

السنة	العدد	السنة	العدد	السنة	العدد	السنة	العدد
1967	2598	1979	490	1991	975	2003	513
1968	3639	1980	624	1992	1172	2004	457
1969	5650	1981	348	1993	823	2005	491
1970	3723	1982	195	1994	1065	2006	343
1971	2867	1983	254	1995	1814	2007	563
1972	1703	1984	212	1996	1259	2008	388
1973	1274	1985	304	1997	968	2009	647
1974	756	1986	229	1998	907	2010	438
1975	593	1987	263	1999	721	2011	597
1976	575	1988	345	2000	629	2012	447
1977	543	1989	506	2001	693	2013	501
1978	394	1990	326	2002	594	2014	551



عدد المهاجرين

السنوات

شكل (٥):السلسلة الزمنية الفعلية والسلسلة الزمنية المقدرة

بأستخدام السلاسل الزمنية المبهمه FTS

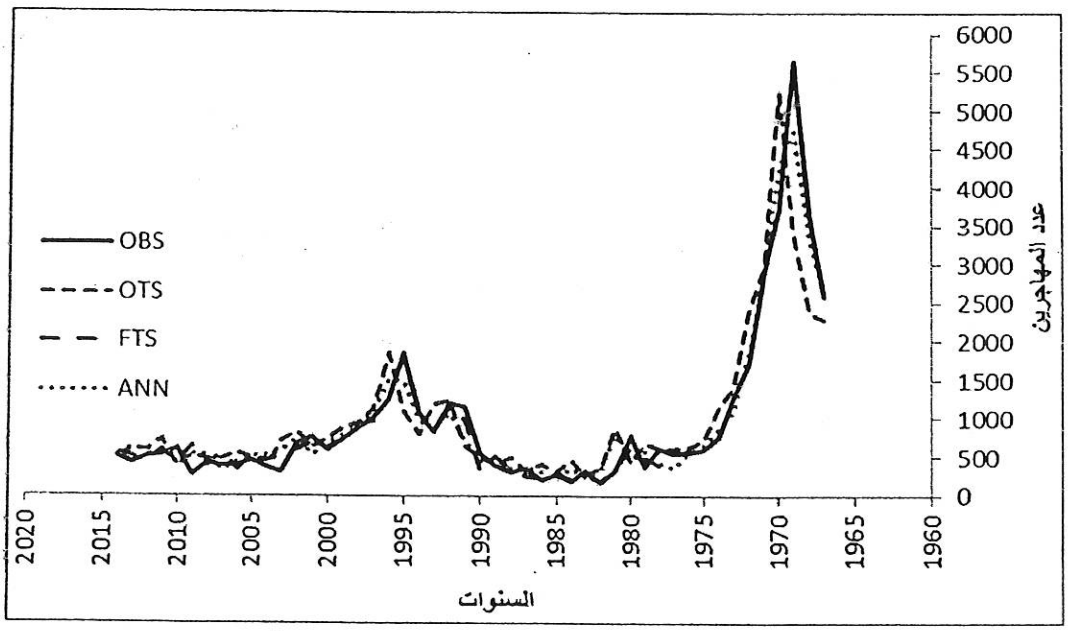
المقارنة بين طرق التنبؤ:

في النهاية تم مقارنة الأساليب المختلفة من طرق التنبؤ والتي استخدمت في هذا البحث والممثلة في الشبكات العصبية الاصطناعية ANN والسلاسل الزمنية المبهمة FUZZY TIME SEREIES بالإضافة إلى السلاسل الزمنية العادية، وذلك باستخدام سلسلة أعداد المهاجرين السنوية في الفترة من سنة ١٩٦٧ إلى سنة ٢٠١٤ وتم تشغيل هذه السلسلة على كل أسلوب من أجل التنبؤ بالقيم المستقبلية.

جدول (١٠): القيم الفعلية والقيم المقدرة

القيم المقدرة			القيم	السنوات	القيم المقدرة			القيم	السنوات	القيم المقدرة			القيم	السنوات
FTS	ANN	OTS	الفعلية		FTS	ANN	OTS	الفعلية		FTS	ANN	OTS	الفعلية	
721	789	880	733	1999	254	231	271	315	1983	2598	2602	2292	2589	1967
629	676	750	590	2000	212	355	450	192	1984	3639	3297	2369	3636	1968
693	529	631	764	2001	304	199	301	278	1985	5650	4735	3386	5645	1969
594	744	830	681	2002	229	303	408	212	1986	3723	4276	5233	3726	1970
513	578	717	310	2003	263	365	327	360	1987	2867	2900	2960	2865	1971
457	523	358	378	2004	345	356	487	302	1988	1703	1879	2417	1708	1972
491	507	489	456	2005	506	484	404	382	1989	1274	1076	1397	1274	1973
343	436	556	396	2006	326	443	494	548	1990	756	876	1155	758	1974
563	327	482	387	2007	975	712	648	1158	1991	593	637	709	591	1975
388	522	483	420	2008	1172	1071	1234	1209	1992	575	552	628	553	1976
647	543	518	279	2009	823	861	1183	831	1993	543	348	618	542	1977
438	401	371	617	2010	1065	964	793	1072	1994	394	422	613	612	1978
597	570	735	526	2011	1814	1493	1100	1848	1995	490	584	685	368	1979
447	568	586	510	2012	1259	1508	1841	1253	1996	624	461	428	780	1980
501	632	585	430	2013	968	1090	1110	1000	1997	348	799	884	329	1981
551	497	507	505	2014	907	900	956	882	1998	195	344	360	165	1982

ولقياس دقة التنبؤات يتم مقارنة القيم المقدرة من كل طريقة للفترة ١٩٦٧ إلى ٢٠١٤ بالقيم الفعلية لنفس الفترة.



شكل (٦): شكل بيانى لتطورعدد المهاجرين للخارج للقيم الفعلية والقيم المقدرة

تم حساب دقة تبنوات الأساليب المستخدمة (السلاسل الزمنية العادية، الشبكات العصبية الاصطناعية ANN، والسلاسل الزمنية المبهمة FUZZY TIME SERIES)

وذلك باستخدام معايير الجودة لنماذج السلاسل المتمثلة في: نسبة الخطأ (MAPE) ، مقياس جذر متوسط مربع الخطأ (RMSE)، مقياس THEIL، واتضح أن الأفضل هو الذي له أقل قيمة

جدول (١١): مقاييس دقة التنبؤ لطرق التنبؤ.

O	OTS	R	RMSE	MAE	MAPE
1427.608	1360.046	-1652.7	507.525	294.563	37.146
R O&E	0.8782	R2	77.13%	THEIL	0.182
R R&E	-0.0010	n	48	TS	-5.61

O	ANN	R	RMSE	MAE	MAPE
1427.608	1372.733	0.0	235.056	166.056	27.453
R O&E	0.9762	R2	95.29%	THEIL	0.084
R R&E	0.2128	n	48	TS	0.00

O	FTS	R	RMSE	MAE	MAPE
1427.608	1424.127	0.0	100.887	65.071	14.809
R O&E	0.9955	R2	99.09%	THEIL	0.035
R R&E	-0.0012	n	48	TS	0.00

يتضح لنا من الجدول السابق مايلي:

- أن مقياس MAPE حقق نتائج جيدة لطريقتي التنبؤ ANN، FTS حيث تقترب قيمته من الصفر.
- وأنه بمقارنة مقياس MAE لطرق التنبؤ، وجد أن قيمة طريقة السلاسل الزمنية العادية 294.563، ولطريقة الشبكات العصبيةANN166.056، ولطريقة السلاسل الزمنية المبهمةFTS 65.071 ، مما يوضح أن طريقة FTS تحقق نتائج أفضل من طرق التنبؤ الأخرى.
- بمقارنة مقياس RMSE لطرق التنبؤ، وجد أن قيمة طريقة السلاسل الزمنية العادية OTS507.525، ولطريقة الشبكات العصبية ANN235.056، ولطريقة السلاسل الزمنية المبهمة FTS100.887، مما يوضح أن طريقة FTS تحقق نتائج أفضل من طرق التنبؤ الأخرى.
- بمقارنة مقياس THEIL لطرق التنبؤ وجد أن قيمة طريقة السلاسل الزمنية العاديةOTS0.182 ، ولطريقة الشبكات العصبية ANN0.084، ولطريقة السلاسل الزمنية المبهمة FTS0.035، مما يوضح أن طريقة FTS تحقق نتائج أفضل من طرق التنبؤ الأخرى.
- بمقارنة معامل التحديد R^2 لطرق التنبؤ نجد أن قيمته بالنسبة لطريقة السلاسل الزمنية العادية 77.13%، ولطريقة الشبكات العصبية ANN95.29% ، ولطريقة السلاسل الزمنية المبهمهFTS99.09%، مما يوضح أن طريقة FTS تحقق نتائج أفضل من طرق التنبؤ الأخرى.
- بمقارنة قيمة R بين الفعلي(O)، والمقدر(E) لطرق التنبؤ نجد أن قيمتها بالنسبة لطريقة السلاسل الزمنية العادية 0.8782، ولطريقة الشبكات العصبية ANN 0.9762 ولطريقة السلاسل الزمنية المبهمة FTS 0.9955، مما يوضح أن طريقة FTS تحقق نتائج أفضل من طرق التنبؤ الأخرى.

وهذا يعني أن تقديرات السلاسل الزمنية المبهمة Fuzzy Time Series أقرب إلى القيم الفعلية من طرق التنبؤ الأخرى مما يدل على أنها حققت نتائج أفضل.

وكما هو واضح من الجدول السابق يتفوق أسلوب السلاسل الزمنية المبهمة Fuzzy Time Seriesعلى طريقة الشبكات العصبية ANN، وطريقة السلاسل الزمنية العادية OTS، وفق المعايير الإحصائية السابقة . إذ تم الحصول على نتائج ذات قيم أقل للمعايير الإحصائية المستخدمة لحساب أخطاء التقدير(MAPE, MAE, THIEL, RMSE) ، لذلك تعتبر السلاسل الزمنية المبهمة بمثابة الطريقة الأفضل والأكثر دقة للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية قيد الدراسة، مما يشجع على استخدام الأسلوب للتنبؤ بالسلاسل الزمنية المختلفة.

وبالتالي تعد طريقة السلاسل الزمنية المبهمة بمثابة طريقة بديلة لطريقة الشبكات العصبية وطرق ARIMA وطريقة السلاسل الزمنية العادية خاصة في حالة وجود صفة الإبهام في البيانات والمعلمات. وتعتبر كل الطرق جيدة في التنبؤ ولكن طريقة السلاسل الزمنية المبهمة هي الأفضل لأنها لا تحتاج خطوات أساسية للتوصل إلى نموذج التنبؤ الأفضل كما في حالة نماذج ARIMA

المرحلة الخامسة: التنبؤ باستخدام النموذج المختار:

يتضح مما سبق أن السلاسل الزمنية المبهمة Fuzzy Time Series هي الطريقة الأفضل والأكثر دقة للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية قيد الدراسة وذلك وفقاً للمعايير الإحصائية المختلفة.

لفحص كفاءة ومدى ملاءمة التنبؤ باستخدام السلاسل الزمنية المبهمة نستخدم الفحوص الآتية:

- تحليل البواقي:

إن الاختبارات التي نطبقها على سلسلة البواقي هي:

١- اختبار استقرار البواقي باستخدام اختبار A.D.F

جدول (١٢): نتائج اختبار A.D.F لسلسلة بواقى عملية التقدير

Null Hypothesis: E has a unit root

Exogenous: None

Lag Length: 0 (Automatic – based on SIC, maxlag=9)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		**-9.103926**	**0.0000**
Test critical values:	**1% level**	**-2.615093**	
	5% level	**-1.947975**	
	10% level	**-1.612408**	

يلاحظ من اختبار A.D.F كما يظهر في الجدول أن قيمة t المحسوبة تقترب من الصفر وهذا معناه أن البواقي مستقرة.

٢- فحص معاملات دالة الارتباط الذاتي والجزئي

جدول (١٣): الأرتباط الذاتى والجزئى لسلسلة بواقى عملية التقدير

Sample: 1962 2014
Included observations: 52

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.092	0.092	0.4618	0.497
		2	-0.006	-0.015	0.4640	0.793
		3	0.041	0.043	0.5591	0.906
		4	-0.164	-0.174	2.1328	0.711
		5	-0.093	-0.062	2.6516	0.754
		6	0.015	0.023	2.6648	0.850
		7	-0.121	-0.115	3.5763	0.827
		8	-0.116	-0.120	4.4337	0.816
		9	-0.034	-0.049	4.5111	0.875
		10	-0.059	-0.050	4.7450	0.908
		11	0.062	0.045	5.0102	0.931
		12	-0.028	-0.102	5.0652	0.956
		13	-0.108	-0.132	5.8980	0.950
		14	0.019	-0.005	5.9233	0.968
		15	-0.004	-0.025	5.9244	0.981
		16	-0.043	-0.078	6.0701	0.987
		17	-0.009	-0.094	6.0773	0.993
		18	-0.047	-0.077	6.2579	0.995
		19	-0.045	-0.052	6.4266	0.997
		20	-0.055	-0.137	6.6918	0.998
		21	-0.037	-0.112	6.8138	0.998
		22	0.089	0.028	7.5537	0.998
		23	0.048	-0.028	7.7725	0.999
		24	-0.031	-0.119	7.8713	0.999

تمت دراسة قيم معاملات دالة الارتباط الذاتي والجزئي للبواقي ووجد أن معاملات دالة الارتباط الذاتي والجزئي للبواقي تقع داخل فترة الثقة ٩٥% ، كما لوحظ عدم وجود نتوءات مما يدل على أن معظم بواقي عملية التقدير تقع ضمن مجال ثقتها، كما أن الاحتمالات >٥ % ، مما يعني أنه يمكن استخدام النموذج في التنبؤ وملاءمة النموذج لتحليل بيانات السلسلة.

اختبار الإحصاء المعدل Q

وجد أن قيم الإحصاء Q تعد غير معنوية عند مستوى معنوية ٥% ومن ثم نجد أن النموذج ملائم لتحليل بيانات السلسلة، ويمكن استخدامه فى التنبؤ.

٣- فحص البواقي:

للتأكد من أن الأخطاء تتبع تغيرات عشوائية بحتة وان الفروق الأولى للبواقى التى نحصل عليها من النموذج الذى تم اختياره تتبع عملية متوسطات متحركة من الرتبة الأولى بمعلمه $\theta = 1$، ومعامل الأرتباط ذاتى من الرتبة الأولى $\rho = -0.5$ يتم اجراء الأختبارين الآتيين:

الأختبار الأول:

جدول (١٤)

Dependent Variable: D(E)
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MA(1)	-0.987681	0.066400	-14.27228	0.0000
SIGMASQ	10711.62	1491.545	7.181563	0.0000

يوضح جدول (١٤) أن الفروق الأولى D(E) التي نحصل عليها من النموذج الذي تم اختياره = MA(1) 0.987681قريبة من الواحد الصحيح ، وهذا معناه أن قيمة المعلمة θ لا تختلف معنويا عن الواحد $|\theta| = 1$ أي أن أخطاء النموذج تتبع تغيرات عشوائية بحتة.

الأختبار الثانى:

جدول (١٥): خاص بمعامل الارتباط الذاتي

Included observations: 47

Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
*****|. |	*****|. |	1	-0.515	-0.515	23.461	0.000

يتضح من الجدول (١٥) أن$AC=0.515$مما يعنى أن ρ(معامل الارتباط الذاتي) لا يختلف معنويًا عن 0.5- وهذا يؤكد ملاءمة النموذج.

٤- عشوائية البواقي:

ولتعزيز الثقة نختبر الأرتباط بين البواقى والقيم المقدرة من خلال اختبار Breusch– Godfrey وكذلك اختبار عدم ثبات التباين من خلال اختبار ARCH وكانت النتائج كالآتى:

جدول (١٦): اختبار Breusch- Godfrey

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	2.319837	Prob. F(2,45)	0.1099
Obs*R-squared	4.486404	Prob. Chi-Square(2)	0.1061

يتضح من الجدول (١٦) أن قيمة F المحسوبة = 0.1099، وأنχ^2= 0.1061 أي أن القيم غير معنوية وهذا معناه عدم وجود ارتباط بين البواقي والقيم المقدرة (أي أنه لا وجود لمشكلة الارتباط الذاتي للبواقي).

جدول (١٧): اختبار ARCH

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	1.255187	Prob. F(1,45)	0.2685
Obs*R-squared	1.275398	Prob. Chi-Square(1)	0.2588

يتضح من الجدول (١٧) أن قيمة F المحسوبة = 0.2685 وأن χ^2= 0.2588 وهي غير معنوية مما يعني أنه لاتوجدمشكلة عدم ثبات التباين ، مما يدل على تحقق فرضية ثبات تباين الأخطاء.

٥- خطية البواقي:

تم استخدام اختبار Ramsey re set test لاختبار خطية العلاقة وكانت النتائج كالآتى:

جدول (١٨): اختبار Ramsey re set test

Ramsey RESET Test

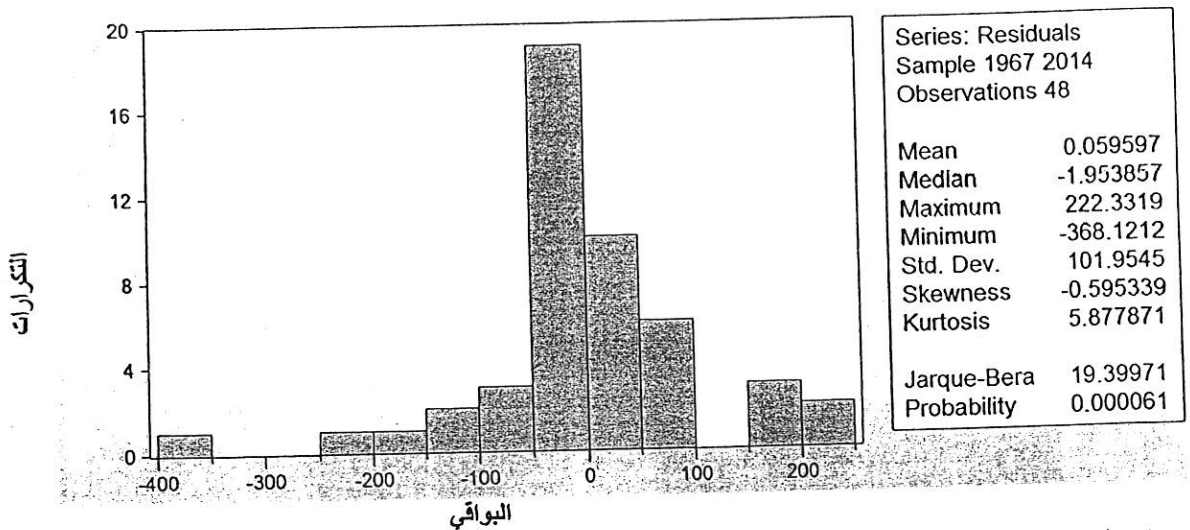
	Value	df	Probability
t-statistic	0.015212	46	0.9879
F-statistic	0.000231	(1, 46)	0.9879
Likelihood ratio	0.000241	1	0.9876

يتضح من الجدول (١٨) أن قيمهt المحسوبة 0.9879،مما يثبت خطية العلاقة.

٦- طبيعية البواقى:

من أجل ذلك تم استخدام اختبار Jarque-Bera والجدول(١٩) يوضح النتائج الآتية:

جدول (١٩): اختبار Jarque-Bera لسلسلة بواقى عملية التقدير



يلاحظ من خلال الجدول اعلاه أن إحتمال إحصاءة Jarque-Bera يساوى الصفر أى أنه أصغر من ٥% وهذا يعنى أن سلسلة البواقى لاتتبع التوزيع الطبيعى.

يتضح مما سبق أن نتائج الاختبارات المطبقة على البواقي تؤكد صلاحية النموذج المقدر (fuzzy time series) لتمثيل السلسلة الزمنية ، وبالتالى إمكانية استخدامه في التنبؤ.

في هذه المرحلة سوف يتم استخدام السلاسل الزمنية المبهمة في التنبؤ بعدد المهاجرين من عام ٢٠١٥ حتى عام ٢٠٢٦ وذلك حتى نتمكن من تقييم القدرة التنبؤية للنموذج.

إن التنبؤات للأعوام من ٢٠١٥ حتى ٢٠٢٦ من خارج السلسلة مع حدى الثقة هي كما في الجدول التالي :

جدول (٢٠): التنبؤات مع حدى الثقة بدرجة 95%

Year	Lower bound	FTS Predicted Value	Upper bound
2015	472.0944	541.2291	555.3472
2016	465.6734	546.2484	558.895
2017	459.2523	551.2678	562.4428
2018	452.8312	556.2872	565.9907
2019	446.4101	561.3065	569.5385
2020	439.9891	566.3259	573.0863
2021	433.568	571.3453	576.6341
2022	427.1469	576.3646	580.1819
2023	420.7259	580.384	583.7297
2024	414.3048	584.4034	587.2775
2025	407.8837	588.4227	590.8254
2026	401.4626	592.4421	594.3732

يتضح من الجدول السابق ان القيم المتنبأ بها تقع بين حدى الثقة مما يعنى نجاح اسلوب السلاسل الزمنية المبهمة فى التنبؤ بحجم الهجرة الخارجية.

النتائج والتوصيات:

١- تشكل سلسلة أعداد المهاجرين سياقًا عشوائيا غير مستقر،كما أظهر اختبار Dickey and Fuller وجود جذر للوحدة ، وقد أخذت الفروق الأولى لجعلها مستقرة.

٢- تبين من البحث أن نماذج ARIMA غير مناسبة لطبيعة البيانات تماما وأعطت نتائج غير منطقية.

٣- تبين من مقارنة نتائج السلاسل الزمنية المبهمة Fuzzy time series مع النماذج المبنية على الأسلوب التقليدي ومع الشبكات العصبية الاصطناعية أفضلية نتائج السلاسل الزمنية المبهمة.

٤- إن صلاحية نظرية المجموعات المبهمة للتطبيق في الواقع العملي لنماذج التنبؤ تؤكد تسهيل مهمة اتخاذ القرارات إذ أن هذه النظرية تحقق لعملية التنبؤ التطور المستهدف منها.

٥- أظهرت هذه الدراسة أن أداء السلاسل الزمنية المبهمة Fuzzy Time Series تفوق بشكل كبير على أداء نماذج ARIMA ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) والسلاسل الزمنية العادية OTS حيث تفوقت Fuzzy Time Series في قدرتها على التقدير والتنبؤ بأعداد المهاجرين.

٦- تعد الهجرة الخارجية استنزافا خطيرا للموارد البشرية ولاسيما أصحاب المؤهلات والكفاءات العلمية ، الذي يهدد بإفراغ البلد من قدرته العلمية ولاسيما في الجامعات والهيئات العلمية.

٧- تترك الهجرة الخارجية آثار نفسية خطيرة على المهاجرين ولاسيما تلك الأسر التي تواجه صعوبة في الاندماج الاجتماعي في المجتمع الجديد مما يجعلهم يعانون حالة اغتراب.

٨- سوف ينجم عن الهجرة الخارجية ، ولاسيما للكفاءات وللعناصر الشابة آثار مستقبلية خطيرة على البلد حيث أنها تساهم في جعله يعيش لفترة طويلة تحت دائرة التخلف الحضاري.

وعلى هذا فإن من أهم التوصيات التي خرجت من هذه الدراسة ما يأتي:

١- توصي باستخدام ما تم التوصل إليه في عملية التنبؤ بأعداد المهاجرين في وضع الخطط المستقبلية للهجرة خلال السنوات القريبة.

٢- المعلومات المكتسبة في هذه الدراسة يجب أن تؤخذ بعين الاعتبار والاستفادة منها في أي دراسة مستقبلية.

٣- ضرورة الاستفادة من استخدام نظرية المجموعات المبهمة في إجراء عملية التقدير حيث أنها تحقق العديد من المزايا المتكاملة ، والتي من أهمها أنها تساعد على عملية التنبؤ خاصة فى حالة البيانات المبهمة والمعلمات المبهمة.

٤- يجب عدم تجاهل الإبهام وعدم الوضوح اللذين تتصف بهما المشاكل أو معالجتها بطريقة خاطئة ، لأن ذلك هو المصدر الرئيسي لعدم صحة عملية التقدير.

٥- القيام بالمزيد من الدراسات التي تغطي كافة جوانب تحليل نظرية المجموعات المبهمة مع توفير نظام المعلومات الملائم ، الذي يقدم المعلومات اللازمة لاستخدام النظرية لكى يتسنى وضع أساس علمي لطرق التنبؤ.

٦- تنصح هذه الدراسة المسئولين وواضعي السياسات الاقتصادية والاجتماعية بالاستعانة بالأساليب العلمية في التنبؤ بأعداد المهاجرين حتى يتمكنوا من التخطيط بصورة علمية.

٧- توافر قواعد للبيانات على المستوى القومي تراعي الدقة في نشر البيانات فكلما كانت البيانات المستخدمة في التحليل دقيقة أدى ذلك إلى الحصول على نتائج أفضل وساعد متخذي القرار على وضع سياستهم بصورة صحيحة.

المراجع

أولاً: المراجع باللغة العربية:

١- حسن محمد إلياس، هبة علي طه الصباغ "تحليل الانحدار المضبب"، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية (١٠) ٢٠٠٦ ص ص [٦١-٨٤].

٢- ذكرى عبد المنعم إبراهيم "الهجرة الخارجية وتحدياتها الثقافية والتنموية على المجتمع العراقي" كلية الآداب، جامعة بغداد، مجلة الآداب، العدد ١٠٦، ٢٠١٣، ص ص [٥٨١-٦٠٤].

٣- عبد الحميد محمد العباسي "المقارنة بين استخدام الشبكات العصبية وساريما للتنبؤ بأعداد الوفيات الشهرية الناتجة عن حوادث المرور بالكويت" المجلة العربية للعلوم الإدارية، جامعة الكويت، المجلد الحادي عشر، العدد الثالث، سبتمبر ٢٠٠٤.

٤- عثمان نقار، منذر العواد "منهجية Box-Jenkins في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ" دراسة تطبيقية على أعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في سوريا"، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونيه، المجلد - ٢٧- العدد الثالث-كلية الاقتصاد، جامعة دمشق، ٢٠١١.

٥- فاضل عباس الطائي، نجلاء سعد الشرابي "المنطق المضبب لنموذج سلسلة زمنية غير المراوحة مع التطبيق"، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية (١٨) ٢٠١٠ ص ص [٩١-١١٦].

٦- فاضل عباس الطائي، نجلاء سعد الشرابي "نموذج الانحدار الذاتي مع التطبيق"، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية (١٥) ٢٠٠٩ ص ص [١٠٧-١٤٦].

٧- نبيل مرزوق "هجرة الكفاءات وأثرها على التنمية الاقتصادية"، جمعية العلوم الاقتصادية السورية، ندوة الثلاثاء الاقتصادية الثالثة والعشرون ٢٠١٠.

٨- والتر فاندل "السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية ونماذج بوكس- جينكنز" تعريب عبد المرضي حامد عزام، دار المريخ للنشر، الرياض، المملكة العربية السعودية، ١٩٩٢.

الرسائل:

٩- رحاب موسى الزبير حسين "المقارنة بين نماذج بوكس - جينكنز ونماذج الأنماط المتماثلة المضببة في التنبؤ بمنسوب النيل عند محطة ودمدني، السودان"،كلية الاقتصاد والتنمية الريفية، رسالة ماجستير، ٢٠١٢.

١٠- ساهد عبد القادر "استخدام البرمجة بالأهداف في تحليل الانحدار المبهم للتنبؤ بأسعار البترول" رسالة دكتوراه جامعة أبو بكر بلقايد، تلمسان، كلية العلوم الاقتصادية وعلوم التيسير والعلوم التجارية ٢٠١٣.

١١- سيف عدنان سلمان "استعمال المجموعات الضبابية ونماذج بوكس- جينكنز في السلاسل الزمنية للتنبؤ بنسب التلوث في مياه الشرب لمدينة بغداد" رسالة ماجستير، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة بغداد ٢٠١٤.

١٢- عفاف عنتر زهري عبد الرحيم "استخدام الانحدار الفازي (Fuzzy Regression) في تقدير مخصص المطالبات التي تحققت ولم يبلغ عنها حتى تاريخ إعداد الحسابات الختامية (IBNR)"، رسالة ماجستير، كلية التجارة، جامعة القاهرة، ٢٠١٢.

١٣- نوال محمود المعماري "نماذج الانحدار الحركي مع التطبيق" رسالة ماجستير، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل، ٢٠٠٤.

النشرات والمواقع:

١٤- النشرة السنوية للمصريين الذين حصلوا على موافقة للهجرة بالخارج، إصدارات من عام ١٩٦٥ إلى ٢٠١٤ الجهاز المركزي للتعبئة العامة الإحصاء.

١٥- الهجرة المصرية المعاصرة، وزارة القوى العاملة والهجرة ٢٠٠٣.

١٦- ويكيبيديا الموسوعة الحرة ٢٠٠٤، فروع الرياضيات متاح على الموقع http://ar.wikipedia.org

ثانيا : المراجع باللغة الإنجليزية:

17- A.M. ABBASOV, M.H. MAMEDOVA, "Application of Fuzzy Time Series to Population Forecasting". Vienne University of Technology, 2003.

18- Faruk ALPASLAN, Ozge CAGCAG. "A seasonal Fuzzy Time Series Forecasting Method Based on Gustafson-Kessel Fuzzy Clustering". Journal of Social and Economic Statistic, No. 2, Vol. 1, Winter 2012 Published by JSES.

19- Ghada Mohammed Abdallah Abo-Zaid, "Comparison Study between Neural Networks Analysis and Regression Analysis for Forecasting. Study Case: Sugar Industry in Egypt", Ain Shams University, Faculty of Commerce, 2004.

20- Melike Sah and Konstantin Y. Degtiarev MIEEE, "Forecasting Enrollment Model Based on First Order Fuzzy Time Series". Proceeding of World Academy of Science, Engineering and Technology (PWASET), Vol. 1 January 2005, ISSN 1307-6884.

21- Michael Berthold, David J. Hand "Intelligent Data Analysis An Introduction", Springer-Verlog Berlin Heidelberg, 1999 New York.

22- Narendra Kumar et al., « Fuzzy Time Series Forecasting of Wheat production ». (IJCSE) International Journal on Computer Science and Engineering, Vol. 02 03, 2010, 635-640.

23- Shyi-Ming Chen and Chia-Ching Hsu, "A New Method to Forecast Enrollments using Fuzzy Time Series". International Journal of Applied Science and Engineering 2004, 2, 3: 234-244.

24- Wangren Qiu Chunhua Zhang and Zhang Ping, "Generalized Fuzzy Time Series Forecasting Model Enhanced with partial swarm optimization", International Journal of u. and e. Service, Science and Technology Vol. 8, No. 5 (2015) pp. 129-140.

25- William W.S. Wei, "Time Series Analysis: Univariate and Multivariate methods", 2nd Edition, Temple Univeristy, 2006.